リミットサイクル型神経回路網におけるメモリダイナミックス(基研長期研究会「カオスとその周辺」,研究会報告)

奈良, 重俊; Davis, Peter; 森, 裕平

研究会報告

リミットサイクル型神経回路網におけるメモリダイナミックス

奈良重俊、Peter Davis、森裕平

ATR光電波通信研究所

§1 問題意識及びモデルの概略

現代のシリコンテクノロジーから生み出された集積回路を用いた計算機は急激な発展を遂げ、社会に情報革命とすら言える大きな影響を与えている。しかしその基礎となるアルゴリズムは Von Neuman や Turing 等にさか登る源流を持ち、その情報処理方式はノイマン型又は逐次処理型と呼ばれ、ディジタルな信号列を順次処理する方法で、正確な高速データ処理を可能ならしめた。しかしながら、この処理方式は生物（人間）の卓越した情報処理能力の一部を実現、発展させたものであり、生体の持つ他の能力、すなわち極めて柔軟性に富んだ情報処理能力を実現するには不適当あるいは大きな困難性を持つとされている。ノイマン型処理による広範な著しい成功に際し、その方式の不得手な部分が新ためてより先鋭化して促えられ、現在の情報処理研究の大きな流れの重要な部分となっていると考えられる。我々はこうした問題に物理学的な問題意識とやり方でアプローチして行こうとするものである。即ち、とらえ方の立脚点として、

(1) 情報処理系を非線形動力学系とみなすとする。その時に系の動力学的構造と情報処理機能（特に非ノイマン型的性格を持つもの）との間に何らかの関連なり対応関係が存在するのかどうか?

(2) 既に自然現象として（生体を含む）あるいはその記述のためのモデルによって実現、解析されている、動力学的構造の知れている系に何らかの情報処理機能を持たせることができるだろうか?

と言う二つの問題意識を持っているわけである。

しかしこれのみでは一般論としての疑問にしかならず、より焦点をはっきりさせる必要がある。そこで我々は、とりあげる情報処理機能としては、

(A) 取り扱うデータ量が膨大で combinatorial explosion が発生し、ノイマン型処理では現実的処理時間で終了しないような場合（NP完全な問題等）

(B) ノイマン型処理に基ずいてプログラムを書き下そうとした時そのプログラムの complexity が著しく高く、現実的な長さで書き下すことが困難であるような場合

の二つ及びその組合せを取り上げることとする。またそれに付随して具体的に取り扱うモデルとしては、

(M) 離散状態・離散時間近似(セルオートマトン的近似)を行った神経回路網のモデルを採用する。そして、記録させたい発火パターンを表すベクトル(複数)を幾つかのループ状に相関をとった行列をシナプス行列としてとる。こうして何個かのリミットサイクルを埋め込んだ神経回路網を考える。

注意すべき事として、離散状態・離散時間近似をとった神経回路網のモデルは実在のものをきわめて大きく単純化したモデルであり、それによって情報処理上重要な部分を落としてしまったかもしれないことはあり得ることである。しかしここではこれ以上モデルの近似問題には立ち入らない。

さて次に言及すべきことは、なぜリミットサイクル型のメモリを埋め込んだものを採用するかと言うことである。前記(1)と(2)に述べたように、我々は系の動力学的構造と情報処理機能との間に存在する(であろう?)対応関係を重要視する。現在までに神経回路網のいろいろなモデルを用いて情報処理をさせた例はいくつかあるが(例えば自己相関型神経回路モデルあるいはバックプロパゲーションなど)それらはおおよそ many-to-one correspondence にもとずく情報処理機能とみなせると考えられる。

このように、(任意の)状態空間を定め、その中に少数個のアトラクターを埋め込む(学習すると言うべきであろうが本稿では学習についての言及は省略するのでこの言葉を用いることとする)ことにより、相空間を分割して many-to-one correspondence の動力学を実現させ、それを情報処理に用いることができると言える。そのような考えを自然に延長して、我々は単純なアトラクター(limit cycle)が系の主要なパラメータを変化させることにより不安定となり、様々な分岐を経てカオスとなるような動力学的現象を、より高次の情報処理機能の分析、理解のための武器として用い、かつその応用を念頭に置いた再構成を図ろうとするものである。言い換えれば、注目する系に存在するところの動力学的構造特にリミットサイクルやカオスの重要性を認識し、その分岐構造とカオスから発生する力学情報(これは初期条件の無限小なずれが無限に拡大しかつ広い相空間にわたる意味で one-to-many correspondence に相当する)を分岐パラメータの比較的単純なルールに基ずくパラメータダイナミックスにより制御を行ってこれを利用することにより、上記のノイマン型処理における二つの困難性(A) combinatorial explosion、(B) program complexity を逓減しようとするものである。このよう

な視点は、我々がなぜ具体的に取り上げるモデルとしてリミットサイクルを埋め込んだ神経回路網系を選んで研究するかと言う事に対する理由を与えている。

さてそれに基ずいて、以下に我々の取り扱う神経回路網のもう少し具体的な時間発展の差分方程式等を記しておく。

今 N 個の神経細胞があり、その発火、非発火がおのおの

$$S_i = \begin{cases} 1 \\ -1 \end{cases} \qquad (i = 1 \sim N) \tag{1.1}$$

なる力学変数で表されるとし、また各神経細胞の状態の時間発展は

$$S_i(t+1) = \Theta\left\{ \sum_{j=1}^{N} T_{ij} S_j(t) - h_i \right\} \tag{1·2}$$

で記述されるとする、ただし

$$\Theta(x) = \begin{cases} 1 & x>0 \\ -1 & x<0 \end{cases} \tag{1·3}$$

であるとし、$\{T_{ij}\}$ の行列はシナプス結合行列である。h_i は各神経細胞の閾値であり、この小論では便宜上すべてゼロととる。リミットサイクルを埋め込むとしているので、埋め込みたい発火パターンの集合 $\{\xi\}$(今の場合はベクトル集合)をとり、1リミットサイクル当たりのパターン数を M 個とし、それを合計で L 個とるとすると行列 T は

$$\mathrm{T} = \sum_{\mu=1}^{L} \sum_{\lambda=1}^{M} \xi_\mu^{\lambda+1} \otimes \xi_\mu^{\lambda} \tag{1·4}$$

となる。⊗は直積をとる記号である。$\xi_\mu^{M+1} = \xi_\mu^{1}$ とする。

§2 リミットサイクル型メモリの記憶想起特性

(1·4)によって埋め込まれたリミットサイクルは定まった大きさと構造のあるbasin を持ち、§1で述べたような意味での many-to-one correspondence に基ずく情報処理機能を持つ。例えばそのノイズ除去能力の性能は実際にシミュレーションを実行してみると、自己相関型のシナプス行列を持たせた系に比べ、Mが大きい程よいことがわかる。今、埋め込んだ発火パターンのうちの一つ(これをター

ゲットパターンAとよぶ)を選び、それに乱数発生器からのノイズを加え初期条件とし、(1.2)に代入してどんな発火パターンに収束するかを調べ、それを多くの初期条件のアンサンブルにわたって平均し、統計的データをとる。図1は、そうやって得られたデータの一つを示してある。横軸は収束した時のパターンとターゲットパターンとの内積

$$\cos\theta = (1/N)\,\mathbf{A}\bullet\mathbf{S}(t) \tag{2·1}$$

であり、縦軸はその分布を表す。tは充分大きくとって収束させたものとする。$\cos\theta=1$ は加えたノイズが完全に除去されたことを示し、他は全ていわゆる **spurious attractor** に収束したことを表す。図1によると、リミットサイクルの周期が長いほどノイズ除去能力は高いことがわかる。ここで注意して欲しい事は、このノイズ除去能力の改良の結果はアトラクターの数が減少したことによる効果ではないということである。詳しくは我々の論文を参照されたい。

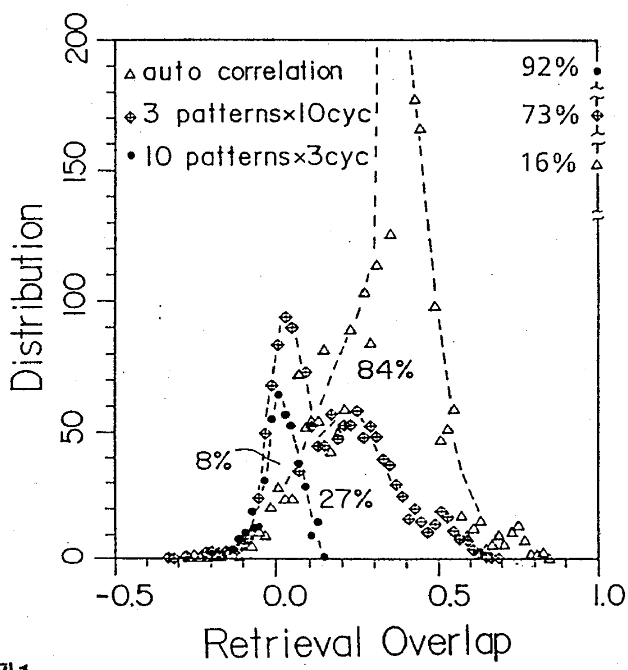


図1

§3　系の主要パラメータの変化に基ずく遍歴軌道

さて§1に述べた方針によって我々はこの系の主要なパラメータを変化させることにより、多くのアトラクターを経巡る軌道が存在する動力学的状態を得たいわけであるが、上のノイズ除去能力に見られるようにアトラクターとその **basin** は大変安定で容易には不安定化しない。またそれだからこそ大きなノイズ

に対しても正しい記憶の想起ができるわけである。我々はその安定性が、一つの神経細胞が他の多くの神経細胞からの協力的場(スピン系などの相転移で言うところの「分子場」)を受けていることによるものであると考える。そこで、現実の神経回路網ではグローバルに興奮や抑制をかける様々な神経細胞が存在することに注意して、たとえば各神経細胞を update する際のシナプスの結合距離をパラメータととり、ある時刻にそれをステップ関数的にせばめる(結合距離を小さくする)変化を与えた。神経細胞数 $N=400$ の例で言えばその range パラメータ $R=400$ をある時刻に例えば $R=40$ ととり

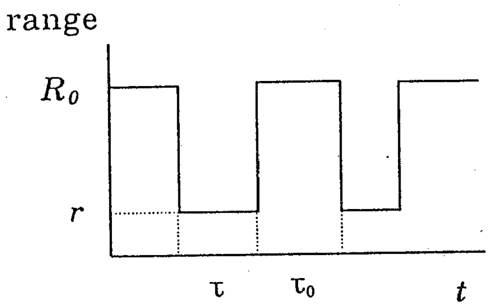
$$S_i\ (t+1)\ =\ \Theta\left\{\sum_{j=\{i\,;\,\pm 20\}} T_{ij}\ S_j\,(t)\right\} \tag{3·1}$$

とする。ここに $\{i;\pm 20\}$ は i-site を中心に前後、計で40個の近傍の神経細胞のみからの信号を T_{ij} を通じた積和で取り入れることを示す。ただし今のモデルでは、シナプスの結合の強さに距離依存性を導入していないので距離というのは結合個数の意味であり、神経細胞間の遠近とは関係がないことを注意しておく。さてこうしたパラメータスイッチの導入により、それまで他のリミットサイクルのパターンとの重なりからくる影響に抗して、当該リミットサイクルの安定性を保証していたおのおのの神経細胞が受ける「分子場」が揺らぐ(弱くなる)ような効果を与える。こうした一種の信号伝達の抑制により、一般的に言えば、N の一桁下がったレインジぐらいで元のアトラクターは不安定となり、系の発火パターン $\{S_i(t)\}$ は相空間内で遍歴的(itinerant)となる傾向を持ち始める。この軌道が発火パターンの相空間 ($\mathrm{N}=400$ だと400次元の中の超立方体の上の2^{400}個の頂点からなる空間) のどのあたりを通過しているのかを調べるため、レインジ R とその値での時間発展継続時間 τ を一組のパラメータ $\mu\equiv\{R,\tau\}$ とし、ある μ のところでの時間発展の後、もとの全結合に戻して時間発展を続けてやる (図2参照)。するとある μ のところでの時間発展の時、埋めこんであるどれかのアトラクターの basin を通過していると、全結合になった際、速やかにそのアトラクターに収束するため、大体の通過領域を知ると共にその近くのアトラクター(自分自身をも含む)に移ることができる(図3参照)。従ってこのパラメータ μ のスイッチンのやり方をあるルールのもとで設定すると (たとえば $\mu=\{$R:一定、τ:単調増加$\}$ など)、記憶の想起についての分岐構造(カオスを含む)を得ることができる。現在、一部の初期条件に対する軌道不安定性及び不変測度の存在を数値的に確認したことにより、前記の遍歴軌道がカオス的であることはほぼ確かめられているが、より正確には我々の他の論文を参照してもらうこととしてここではこれ以上は立ち入らないことにする。ここで我々が主張したいことは、

「系の主要なパラメータを (少数個) 取り上げて、それを変化させることに

より、この神経回路網に、ある分岐構造を持った動力学的状態が実現される。それは、記憶単位の連鎖あるいはその部分集合の融合(merge)等、カオスによる力学的情報の発生を含め多様な分岐構造を持ち、記憶内容をもとにした種々の情報処理機能を分析、理解する武器になるだろう。またこれを応用することにより、非ノイマン型情報処理機能を実現できるかもしれない。」

と言うことである。



パラメタスイッチングのやり方

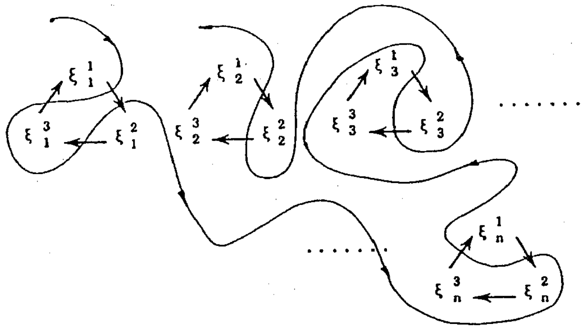


図2　　ランダムパターン中の遍歴軌道

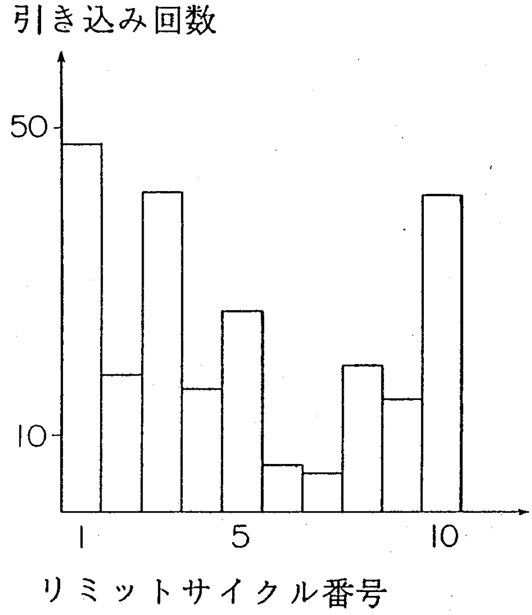


図3

6レインジで1ステップずつ1000ステップまで進めた時に各ステップで通過するbasinのヒストグラム。ただしspurious attractorのbasinを通過している場合は除いてある。

§5　おわりに

我々は、情報処理系を非線形動力学系とみなすとする立場から、系の動力学的構造と情報処理機能(特に非ノイマン型的性格を持つもの)との間に何らかの関連なり対応関係が存在するのかどうかという物理学的な問題意識を持っている事を示した。そしてその中で、単純なアトラクター(fixed point や limit cycle)は、位相空間内で many-to-one correspondence の性質を持っていることを述べ、特に神経回路網モデルにおけるリミットサイクルを利用して error correcting retrieval memory としての情報処理機能を持たせたものに注目した。その系において、システムパラメータとしてのシナプス結合距離(個数)を全結合と部分的結合の間でスイッチするルールを設定することにより、メモリの位相空間内である分岐構造を持ったようなダイナミカルな状態を作り出すことができ

る事を示した。そしてその神経回路網の発火パターンのダイナミックスとその分岐構造上での比較的単純なルールに基ずくパラメータダイナミックスとを組み合せる事により、ノイマン型では不得手な情報処理機能（例えばノイマン型処理によると、combinatorial explosion が発生したり、program complexity が極めて高くなるような問題）を扱うことができるかもしれないという事を述べた。

References

(1) J.S.Nicolis : Chaos and information processing 、 Rep.Prog.Phys.、第49巻（1986年）1109

(2) 池田研介：光カオスは応用可能か?、光学、第17巻第10号（1988年）508-515
津田一郎：脳の情報力学過程に対するカオスの可能な役割、エピステーメー、II 2号 自己組織化特集、（1987年）1

(3) 数理科学特集：組合せ理論と応用 ―― P=NP問題 ――、サイエンス社（1986年3月号）

(4) 数理科学特集：ニューラルネット ―― 脳科学の前線 ――、サイエンス社（1987年7月号）
合原一幸：ニューラルコンピュータ、東京電機大学出版局（1988年）
麻生秀樹：ニューラルネットワーク並列情報処理、産業図書（1988年）

(5) 甘利俊一：神経回路網の数理、産業図書（1978年）

(6) Y.Mori, P.Davis and S.Nara : to appea in J.Phys.A

(7) P.Davis and S.Nara : Preprint